

온라인 소프트웨어 교육에서 학습자의 자기조절학습 관련 특성에 기반한 온라인 학습 유형 분석: 계층적 군집 분석 기법을 활용하여

한정운[†] · 이성혜^{††}

요 약

본 연구에서는 온라인 소프트웨어 교육 환경에서 학습자의 자기조절학습특성에 따른 온라인 학습 유형을 파악하고 각 유형의 특징을 살펴봄으로써 보다 전략적인 온라인 소프트웨어 교육을 위한 시사점을 제공하고자 하였다. 이를 위해 K대학의 온라인 소프트웨어 교육과정에 참여하고 있는 K-12 학생 809명의 온라인 학습 로그 데이터로부터 자기조절학습 특성 변인을 추출한 후, 계층적 군집 분석 기법(hierarchical cluster analysis)을 활용하여 자기조절학습 특성에 따른 학습자 군집 도출 및 군집 유형에 따른 온라인 학습 특성과 학습 결과의 차이를 비교 분석하였다. 그 결과, 온라인 소프트웨어 교육 학습자들의 자기조절학습 유형은 '고수준 자기조절학습형(군집 1)', '중수준 자기조절학습형(군집 2)', 그리고 '저수준 자기조절학습형(군집 3)'으로 나타났다. 온라인 자기조절학습 유형에 따른 학업성취도 수준은 '고수준 자기조절학습형(군집 1)'이 가장 높고, '저수준 자기조절학습형(군집 3)'이 가장 낮은 것으로 확인되었다. 이러한 결과를 바탕으로 효과적인 온라인 소프트웨어 교육 운영을 위한 시사점을 제시하였다.

주제어 : 소프트웨어 교육, 자기조절학습, 군집분석, 학습분석, 4차 산업혁명, 온라인 학습

Investigating Online Learning Types Based on self-regulated learning in Online Software Education: Applying Hierarchical Cluster Analysis

Jeongyun Han[†] · Sunghye Lee^{††}

ABSTRACT

This study aims to provide educational implications for more strategic online software education by the types of online learning according to learners' self-regulated learning characteristics in the online software education environment and examining the characteristics of each type. For this, variables related to self-regulated learning characteristic were extracted from the log data of 809 students participating in the online software learning program of K University, and then analyzed using hierarchical cluster analysis. Based on hierarchical cluster analysis learner clusters according to the characteristics of self-regulated learning were derived and the differences between learners' learning characteristics and learning results according to cluster types were examined. As a result, the types of self-regulated learning of online software learners were classified as 'high level self-regulated learning type (group 1)', 'medium level self-regulated learning type (group 2)', and 'low level self-regulated learning type (group 3)'. The achievement level was found to be highest in 'high-level self-regulated learning type (group 1)' and 'low-level self-regulated learning type (group 3)' was the lowest. Based on these results, the implications for effective online software education were suggested.

Keywords : Software Education, Self-regulated Learning, Cluster Analysis, Learning Analytics, 4th Industrial Revolution, Online Learning

[†]정 회 원: 서울대학교 스마트 휴머니티 융합 사업단 박사후연구원
^{††}정 회 원: KAIST 과학영재교육연구원 연구교수(교신저자)
논문접수: 2019년 9월 3일, 심사완료: 2019년 9월 25일, 게재확정: 2019년 9월 27일

1. 서론

인공지능, 사물인터넷, 빅데이터 등 소프트웨어 기술들이 4차 산업혁명을 주도함에 따라, 전 세계적으로 이를 선도할 소프트웨어 인력 양성에 주력하고 있다. 우리나라도 2015년 개정 교육과정의 시행과 함께 2018년부터 초, 중, 고등학교 교육과정에 소프트웨어 교육이 단계적으로 적용된다[1]. 이러한 소프트웨어 교육은 '소프트웨어의 기본원리를 통해 컴퓨팅 사고력과 논리력을 배우고, 이를 바탕으로 창의적 문제해결능력을 증진시키는 것'을 목표로, 일상생활의 문제를 바탕으로 소프트웨어를 활용한 문제해결 경험을 하는데 교육과정의 중점을 두고 있다[2].

학교교육 중심의 소프트웨어 교육 이외에도 다양한 교육 요구를 수용하기 위해 소프트웨어 영재교육을 활성화하고[3], 다양한 소프트웨어 교육 플랫폼을 도입하는 등의 노력이 이루어지고 있다. 예컨대, EBS 소프트웨어 교육 플랫폼인 이솜은 소프트웨어에 관심 있는 학습자가 언제 어디서나 학습에 참여하여 주도적으로 학습을 수행할 수 있도록 제공하는 소프트웨어교육 온라인 플랫폼이다[4].

이와 같이 소프트웨어 인재양성을 위한 노력이 다각도로 이루어지고 있는 상황에서, 온라인 소프트웨어 교육은 역시 한가지 대안으로 대두되고 있다. 인터넷과 컴퓨터 기술의 급속한 발전과 함께 온라인 교육 역시 빠른 속도로 확산되어 하나의 교육체제로 자리 잡았으며, 온라인 교육을 통해 학생들은 시·공간의 제약을 넘어 학습에 참여할 수 있는 기회를 가지게 되었을 뿐만 아니라 전통적인 수업보다 협력적 교수-학습 환경에 능동적으로 참여할 수 있는 기회를 제공받게 되었다[5]. 또한 최근 머신러닝과 같은 지능정보기술의 발달은 학습자의 요구와 수준에 맞는 개별맞춤형 교육을 가능케 하면서 온라인 교육의 확산을 가속화하고 있다[5]. 소프트웨어 교육의 맥락에서 온라인 교육의 도입은 특히 더 의미를 지니는데, 학생들이 프로그래밍 결과를 실행하고 바로 피드백 받을 수 있는 온라인 학습환경에 소프트웨어 교육에 보다 효과적일 수 있다는 것이다[6][7][8].

이와 같이 온라인 교육은 학습의 기회를 확장하면서 면대면 교육을 보완 또는 대체하는 새로운 교

육방법으로 자리잡았지만, 학습자들은 온라인 학습 환경을 여전히 도전적이고 어려운 환경으로 인식하고 있다고 보고되고 있다[9]. 특히, 이러한 어려움은 온라인 학습에 대한 책임이 전적으로 학습자에게 있는 학습환경의 자율성과 관련된 것으로, 연구자들은 온라인 학습 환경에서 자기조절학습능력이면대면 교육 상황보다 중요하게 요구된다고 강조한다[10][11]. 예컨대, 자기조절능력이 부족한 학습자는 시간과 노력을 적절히 조절하지 못해 중도에 포기하는 등 학습에 실패할 수 있다는 것이다 [12][13].

이에 온라인 교육 환경에서 학습자의 자기조절 학습 전략 활용과 학업성취도의 관련성을 살펴보고자 하는 연구들이 수행되어 왔으며[14][15][16], 최근 학습분석(learning analytics) 방법의 발달과 함께 자기보고식 설문에 기반한 자기조절학습 전략 탐색보다 실제 학습자가 온라인 학습 상황에서 활동을 수행하면서 남긴 데이터를 분석하여 자기조절 학습 패턴을 탐색하고자 하는 연구들이 수행되고 있다[12][17].

이에 본 연구에서는 온라인 소프트웨어 교육 환경에서 학습자의 자기조절학습 특성을 파악해보고자 하였다. 이를 위해 온라인 학습관리시스템(LMS, Learning Management System) 데이터를 활용하여 학습자의 자기조절학습 특성을 파악할 수 있는 주요 변인을 추출하고, 이를 바탕으로 자기조절학습 특성에 따른 온라인 학습자의 학습유형을 살펴보고자 하였다. 본 연구의 연구문제는 다음과 같다.

- 1) 온라인 소프트웨어 교육에서 학습자의 자기조절학습 특성에 따른 온라인 학습 유형은 어떻게 분류되는가?
- 2) 온라인 소프트웨어 교육에서 학습자의 자기조절학습 유형에 따라 온라인 학습 행동 특성은 어떠한 차이가 있는가?
- 3) 온라인 소프트웨어 교육에서 자기조절학습 유형에 따라 학습 결과에는 어떠한 차이가 있는가?

이를 위해 본 연구에서는 온라인 소프트웨어 교육 환경에서 수집된 학습자의 활동 로그 데이터

로부터 자기조절학습 특성 변인을 추출한 후, 계층적 군집 분석 기법(hierarchical cluster analysis)을 활용하여 온라인 학습 유형을 파악하고자 하였다. 이를 통해 자기조절학습 특성에 따른 학습자 군집을 추출한 후 자기조절학습 군집 유형에 따른 학습자의 온라인 학습 특성과 학습 결과의 차이를 살펴보았다.

2. 관련 연구

2.1 온라인 학습 환경과 자기조절학습

자기조절학습은 학습목표를 달성하기 위해 학습 과정을 체계적으로 관리하고자 하는 학습자의 노력과 관련이 있다[18]. 자기조절능력이 높은 학습자는 학습자 스스로 목표를 세우고 이를 달성하기 위해 다양한 동기조절, 인지조절, 행동조절 전략을 활용하여 학습에 적극적으로 참여한다는 것이다 [19][20]. 자기조절학습은 전통적으로 학업성취를 예측하는 중요한 변인으로 연구되어 왔으며, 학습 만족도, 학업 지속, 성취도 등에 긍정적인 영향을 미친다는 결과가 일관되게 보고되고 있다[21][22].

자기조절학습은 모든 학습의 상황에서 본질적으로 중요하지만, 특히 온라인 학습 환경에서는 학습자의 학습 경험에 보다 결정적인 영향을 미친다. 학습환경의 자율적인 특성으로 인해 온라인 학습 상황에서는 학습에 대한 계획과 수행에 대한 책임이 전적으로 학습자에게 있기 때문이다[23][24]. 이에 온라인 학습에서 학습의 성과는 학생이 얼마나 학습과정에 자율적, 적극적으로 참여하느냐에 달려 있다[15][25]. 성공적인 온라인 학습자는 정기적으로 수업 공지사항을 확인하고, 수업 내용을 점검하고, 과제를 기한 내에 제출하고, 자신의 학습과정을 스스로 평가하고, 도움이 필요할 때 질문을 하는 등 주도적, 적극적으로 학습에 참여하지만, 그렇지 못한 학습자는 시간과 노력을 적절히 조절하지 못한다는 것이다[12]. 특히, 자기조절에 실패한 학습자는 학습을 미루기 쉽고, 이러한 미루기(procrastination)는 결과적으로 온라인 학습의 성과에 부정적으로 영향을 미칠 수밖에 없다[13][26]. 온라인 학습 환경에서 자기조절학습은 학습자의 중도탈락과 관련이 높은 것으로 보고되기도 하였다

[27][28].

온라인 학습 환경에서 다양한 자기조절학습 전략의 활용과 관련하여 Broadbent와 Poon(2015)은 2004년부터 2014년까지 수행된 연구를 바탕으로 온라인 학습 성과에 영향을 미치는 자기조절학습 전략에 대한 메타분석을 실시하였는데[16], 연구 결과에 따르면 온라인 학습에서 학습의 성과와 관련이 있는 자기조절학습 관련 전략은 메타인지(metacognition), 시간 관리(time management), 노력 조절(effort regulation), 비판적 사고(critical thinking)인 것으로 나타났다. 반면, 면대면 수업과 달리 온라인 학습에서는 동료학습 전략이 학습성과에 그다지 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다.

온라인 학습 환경에서 학습자들의 자기조절이 중요하게 여겨짐에 따라, Barnard와 동료(2009)는 이를 측정하기 위한 도구인 Online Self-regulated Learning Questionnaire를 제시하였다[29]. 이 도구는 환경 조절(environment structuring), 목표 설정(goal setting), 시간관리(time management), 도움요청(help seeking), 과업전략(task strategies), 자기평가(self evaluation)라는 하위 구인으로 구성되었으며, 이를 온라인 학습 과정에 참여하고 있는 628명의 학습자에게 적용해본 결과, 이러한 구인 설정의 신뢰도와 타당도를 확인할 수 있었다.

한편, 자기보고식 설문에 기반한 자기조절학습 측정 도구가 실제 학습이 이루어지는 맥락에서 자기조절학습의 특성을 잘 파악하지 못한다는 비판과 함께, 최근 온라인상에 기록된 데이터를 바탕으로 학습자의 자기조절학습 관련 행동을 탐색하고, 학습성과와의 관련성을 분석하고자 하는 연구들이 수행되고 있다[12][17].

2.2 자기조절학습에 대한 학습분석(learning analytics) 접근

빅데이터 분석 기술의 발달과 함께, 최근 교육 분야에서도 학습 관련 데이터를 분석하여 학습 특성을 파악하고 학습 성과를 개선하기 위한 '학습분석' 접근이 적극적으로 시도되고 있다. 학습 분석은 "학습과 학습이 일어나는 환경을 이해하고 최적화하기 위해 학습자 및 학습자의 맥락과 관련된 데

이터를 측정, 수집, 분석, 보고하는 것(p. 32)”[30]으로 정의되며, 학습과 관련된 데이터가 대량으로 생산, 축적되는 온라인 교육환경에서 학습자 행동 모델링[17][31], 학습 성과 예측[32][33] 등을 목적으로 활발하게 활용되고 있다.

학습분석에서는 학습자가 실제 온라인 학습 시스템 내에서 참여한 모든 활동, 즉 동영상 및 웹 강의 보기, 학습자료 읽기, 과제 제출하기, 평가 참여하기, 게시판 글쓰기 및 토론하기 등 학습활동 일체가 데이터의 기초로 활용된다[32]. 학습분석을 위해서는 이러한 학습활동으로부터 의미있게 활용될 수 있는 데이터를 추출하는 것이 중요한다[34]. 학습분석 연구들은 주별 강의 동영상 시청 유무[29] 및 총 시청 시간[12], 학습시간 간격[32][35], 학습 속도(student pace in the course)[30], LMS 도구 이용 빈도(예, 토론 메시지를 읽은 수, 토론에 대한 답글 등록 수)[36], 과제 수행 시도 횟수 및 문제를 풀거나 자료를 읽기 위해 사용한 시간[32] 등 학습과정에서 발생하는 다양한 학습 활동 데이터를 분석에 활용하고 있다.

한편, 온라인 학습에서 자기조절학습의 중요성과 함께 자기조절학습의 측면에서 학습분석 접근을 활용하고자 한 연구들이 있다. 이러한 연구들은 학습 데이터를 기반으로 자기보고식 설문으로 밝히지 못하는 학습행동 특성을 밝히거나 온라인 학습 환경에서 학습자의 자기조절학습을 지원하기 위한 학습 분석 프레임워크를 개발하고자 하였다. 먼저, Cho & Yoo(2017)는 자기조절학습에 대한 자기보고식 설문과 LMS 로그데이터 기반 학습분석을 통해 학업성취를 예측하고자 하였는데[17], 두 가지 방식을 비교한 결과 학습분석 접근이 더 학업성취를 잘 예측하는 것으로 나타났다. 이 연구에서는 온라인 학습 수행 시간, 과제를 읽은 횟수, 과제를 제출한 횟수, 콘텐츠 폴더 및 파일 조회 수 등의 데이터를 분석에 활용하였으며, 연구자들은 이러한 데이터를 통해 자기조절적인 학습자는 그렇지 않은 학습자보다 온라인 학습 수행 시간이 길고, 과제를 더 많이 읽고 제출하며, 콘텐츠 폴더 및 파일 조회수가 높은 특징이 있음을 탐색적으로 도출했다.

You(2016)의 연구에서는 LMS 데이터를 바탕으로 학습성과와 관련이 있는 자기조절관련 변인을 추출, 분석하였는데[12], 분석 결과 정기적인 학습

참여(regular study)가 가장 성취도와 관련이 큰 것으로 나타났으며, 늦은 과제제출(late submission), 온라인 수업 액세스 횟수, 수업자료 다운로드 여부 등이 온라인 학습성과와 관련이 있는 것으로 나타났다. 반면, 강의 영상 시청 시간 및 작성된 메시지 수 등은 관련이 없었다.

성은모, 진성희, 유미나(2015)는 학습분석 접근을 위해서는 축적된 데이터로부터 가용한 데이터를 탐색, 활용하기보다 학습분석을 위해 체계적으로 데이터를 수집할 수 있는 시스템을 구축하는 것이 중요함을 지적하였다[9]. 이에 학습분석 아이디어에 기초하여 온라인 학습 환경에서 학습자의 자기주도 학습을 탐색하거나 지원하기 위해 활용할 수 있는 학습데이터를 탐색하여 제시한 바 있다. 이들은 온라인 학습환경에서 적용할 수 있는 자기주도학습의 구성요소로 메타인지(계획, 모니터링, 성찰), 학습 전략(예습, 복습, 노트필기, 강조하기, 정보공유, 질의응답), 행동관리(학습참여, 시간관리, 도움구하기) 등 3가지 영역과 관련 학습활동을 도출하고, 각 활동을 파악, 분석할 수 있는 학습분석 데이터를 시간, 빈도, 상대적/절대적 수준, 비율, 관계, 비교, 분포, 규칙성, 길이, 질적 데이터 등으로 제시하였다. 예컨대, 학습참여는 LMS에 게시된 다양한 유형의 강의자료를 보고, 듣고, 읽는 학습행동으로 나타나는데, 이러한 행동은 출석 여부, 강의자료 보기/듣기/읽기 등의 학습흔적 데이터로 수집 가능하고 이러한 데이터를 활용하여 학생들의 학습진도율, 출석의 규칙성, 학습시간 등의 학습분석 데이터를 산출하여 분석할 수 있다는 것이다.

이와 같이 학습자들이 온라인 학습환경에서 자기조절학습 전략을 잘 활용하지 못해 어려움을 겪는다는 연구결과와 함께[10], 학습분석을 기반으로 학습자의 자기조절 학습행동 특성을 분석하고, 학습자의 자기조절학습을 지원하기 위한 연구들이 수행되고 있다.

3. 연구방법

3.1 연구의 맥락 및 연구 대상

본 연구에는 K대학교에서 제공하는 온라인 소프트웨어 과정을 수강한 초·중·고등학교 학생 809명

(남자: 650, 여자 159)이 참여하였다. 연구 참여 학생들은 본인의 흥미와 수준을 고려하여 알고리즘, 스크래치, 앱 인벤터, C언어 1, 2, 3레벨, Python 1, 2레벨 중 수강과목을 선택하였고, 한 학기에 걸쳐 12주로 구성된 온라인 학습을 수강하였다.

본 온라인 교육 프로그램은 소프트웨어 교육에 관심과 흥미가 있는 초, 중, 고등학생이면 누구나 참여할 수 있도록 기회를 제공하고 있으며, 프로그램에 참여하기 위한 별도의 선발 과정은 없다. 따라서 연구 대상 학생들은 모두 자발적으로 온라인 소프트웨어 교육 프로그램에 참여하였다.

교육 프로그램은 학습자의 컴퓨팅 사고력 (computational thinking)을 증진시키는 것을 목표로 하였으며, 소프트웨어의 개념 및 원리를 바탕으로 실생활의 과제를 해결할 수 있는 프로젝트 중심 학습 콘텐츠가 제공되었다. 교육은 온라인 학습 관리시스템(LMS)을 통해 제공되며, 교육 콘텐츠는 전자교재(e-Book) 형태로 제공된다. 학생들은 기본적인 소프트웨어의 개념 및 원리, 프로그래밍 언어 등을 학습한 후, 온라인상에서 다양한 학습활동 및 도전과제를 수행한다. 또한, 학습한 개념을 활용, 응용하여 창의적으로 문제를 해결하며 컴퓨팅 사고력을 계발할 수 있는 탐구과제가 제공된다.

전자교재(e-Book)를 활용하여 학생들은 이미 알고 있는 학습 내용을 건너뛰거나 혹은 반복적으로 개념을 학습하는 등 자신의 학습을 주도적으로 수행해 나갈 수 있다. 해당 교육 프로그램은 학생 자신이 능동적으로 학습을 계획, 과제를 수행하며, 학생이 도움을 필요로 할 때 튜터가 적절한 도움을 제공하는 방식으로 운영되었다. 예컨대, 학생들은 학습 수행 시 해결되지 않는 문제나 질문이 있을 경우, 온라인 게시판 상에서 튜터와 동료 학습자에게 도움을 구하여 문제를 공유하고 도움을 받을 수 있었다. 예시로, Python 2의 각 차시 주제 및 탐구과제 주제는 다음과 같다(<표 1>).

매 차시 이루어지는 도전과제를 통해 학습 내용의 이해 정도를 평가하였으며, 탐구과제는 학생의 창의적 문제해결력을 중점적으로 평가하였다.

본 연구에 참여한 학생들의 학년, 성별 및 교과목별 인원은 <표 2>에 제시되어 있으며, 전자교재(e-Book) 예시는 [그림 1]에 제시되어 있다.

<표 1> 차시별 수업주제 예시(Python 2 과정)

차시	내용
1차시	파이썬과 함수
2차시	모듈
3차시	파일과 예외처리
4차시	그림 그리기
탐구과제1	전화번호부 만들기
5차시	규칙성을 이용해 복잡한 그림 그리기
6차시	이미지 처리 및 편집하기
7차시	이벤트 처리 프로그래밍
8차시	애니메이션
탐구과제2	벽돌깨기 게임 만들기

<표 2> 연구참여자: 성별, 교과목별 인원

성별	알고리즘	스크래치	앱인벤터	C1	C2	C3	파이썬1	파이썬2	합계
남	46	81	49	155	87	24	171	37	650
여	11	25	15	53	17	1	34	3	159
합계	57	106	64	208	104	25	205	40	809



[그림 1] 온라인 소프트웨어 교육에서 전자교재(e-Book)의 개념학습 예시

3.2 연구 데이터

이 연구를 위해 K대학의 온라인 소프트웨어 학습관리시스템에 수집된 학습활동 로그 데이터가 활용되었다. 이 데이터는 소프트웨어 학습 과정이 시작된 2019년 3월 25일부터 과정이 끝나는 2019년 6월 16일까지 12주 동안 수집되었으며, LMS에서 이루어지는 대부분의 학습 행동(예: 학습 콘텐츠

접속, 과제제출, 게시판 글 작성 등)이 기록되어있다.

수집된 학습활동 로그 데이터로부터 학습자의 자기조절 관련 특성이 <표 3>과 같이 4개의 카테고리로부터 추출되었다. 먼저, 노력 조절(effort regulation)은 학습을 지속하기 위해 자신이 들일 수 있는 노력을 조절하는 것으로[11][16], 이 카테고리에서는 온라인 학습 참여 횟수를 기반으로 학습자가 학습에 지속적으로 참여하기 위해 들인 노력을 나타내는 7개의 변인이 추출되었다. 다음으로 시간 관리(time management)는 학습 및 과제 수행을 위해 자신이 가진 시간 자원을 계획적으로 활용하는 것으로[16][29], 여기서는 학습자가 온라인 학습에 참여하기 위해 할애한 시간적 특성을 나타내는 6개의 변인이 추출되었다. 메타인지(metacognition)는 자신이 수행 중인 학습 과정을 스스로 인식하고, 이를 효과적으로 만들기 위해 통제할 수 있는 상위 인지를 의미하는 것으로[16], 이 카테고리에서는 학습자가 학습 과정에서 인식한 자신의 이해도를 바탕으로 LMS에 순차적으로 배열된 학습 콘텐츠를 어떤 패턴으로 수강하는지 나타내는 6개의 변인이 추출되었다. 마지막으로 도움 요청(help seeking)은 학습의 어려움을 겪을 때 이를 극복하기 위해 교사나 튜터의 도움을 요청하는 것과 관련된 것으로[29], 여기서는 온라인 코스에서 제공하는 Q&A 게시판을 통해 도움을 요청한 횟수를 나타내는 1개의 변인이 추출되었다. 이렇게 추출된 총 20개의 자기조절학습 관련 변인은 이후 학습자의 온라인 학습유형을 분석하기 위해 활용되었다.

3.3 분석방법

본 연구에서는 온라인 소프트웨어 교육에 참여하고 있는 학습자들의 자기조절학습 특성에 대한 유형을 분석하기 위해 계층적 군집 분석 기법(hierarchical cluster analysis)을 활용하였다. 계층적 군집 분석은 데이터의 특성과 내부에 숨겨진 패턴을 파악하기 위해 활용하는 대표적인 비지도학습(unsupervised learning) 기법의 하나로, 표본간의 거리를 기반으로 비슷한 특성을 가진 표본들

<표 3> 온라인 학습 로그 데이터로부터 추출한 자기조절학습 관련 변인

카테고리	변인명	정의
노력 조절	총 학습 횟수	e-Book 콘텐츠를 학습한 횟수
	총 학습 일수	e-Book 콘텐츠를 학습한 날 수
	하루 학습 횟수	총 학습 횟수 / 총 학습 일수
	1분기 학습참여비율	전체 학습 참여 횟수 중 1분기 학습에 참여한 비율
	2분기 학습참여비율	2분기 학습에 참여한 비율
	3분기 학습참여비율	3분기 학습에 참여한 비율
	4분기 학습참여비율	4분기 학습에 참여한 비율
시간 관리	주중오전 학습비율	전체 학습 참여 횟수 중 주중 오전 (5~11시) 학습에 참여한 비율
	주중오후 학습비율	주중 오후 (12~20시) 학습에 참여한 비율
	주중저녁 학습비율	주중 저녁 (21~4시) 학습에 참여한 비율
	주말오전 학습비율	주말 오전 학습에 참여한 비율
	주말오후 학습비율	주말 오후 학습에 참여한 비율
	주말저녁 학습비율	주말 저녁 학습에 참여한 비율
메타 인지	총 건너뛰기 횟수	이어지는 다음 e-book 콘텐츠의 학습을 건너뛴 횟수
	총 복습 횟수	이미 학습한 e-book 콘텐츠를 다시 학습한 횟수
	총 반복학습 횟수	같은 e-book 콘텐츠 내에서 반복해서 학습한 횟수
	하루 건너뛰기 횟수	총 건너뛰기 횟수 ÷ 총 학습 일수
	하루 복습 횟수	총 복습 횟수 ÷ 총 학습 일수
	하루 반복학습 횟수	총 반복학습 횟수 ÷ 총 학습 일수
도움 요청	총 도움 요청 횟수	게시판에 학습과 관련된 도움을 요청한 횟수

의 집단인 군집을 도출해내는 기법이다[37]. 이 기법은 또 다른 군집 기법인 K-평균 군집화(K-means clustering)와 달리 사전에 군집의 개수를 지정하지 않고도 분석을 시행할 수 있으며,

생성되는 군집들간의 거리(또는 유사성) 변화를 보여주는 덴드로그램(dendrogram)을 이용하여 최종 군집을 결정할 수 있다는 특징을 가진다[38].

분석 절차는 다음과 같다. 우선, 군집 분석 과정에서 개별 변인이 가진 단위(scale) 차이로 인한 영향력의 차이가 발생하지 않도록 모든 변인을 정규화하였다. 다음으로 Hair과 Black(2000)의 제안에 따라 2단계에 걸쳐 군집 분석을 실시하였다[39]. 1단계에서는 와드 기법(Ward's method)[40]을 이용하여 군집들간의 유클리디안 거리(Euclidean distance) 변화를 보여주는 덴드로그램(dendrogram)을 도출하고, 이를 통해 적절한 군집의 수를 결정하였다. 또한, 결정된 군집의 수가 적절한지 검증하기 위해 일원배치 분산분석(one-way analysis of variance)을 수행하였다. 2단계에서는 일원배치 분산분석에 대한 사후분석(Bonferroni) 결과를 바탕으로 온라인 학습 유형에 따른 군집별 자기조절학습 관련 특성의 차이를 조사하였다. 마지막으로, 각 군집이 가지는 온라인 성취도의 차이를 비교 분석하였다. 온라인 교육 학업성취도는 각 차시별로 제공되는 학습 점수와 최종 프로젝트 점수를 합산하여 산출되었다.

로그 데이터 처리와 기술통계, 군집 분석은 주피터 노트북 환경에서 Python 3.7.3 커널에 scikit-learn, SciPy, statsmodels 등의 패키지를 설치하여 진행하였으며, 일원배치 분산분석 및 사후분석을 위해서는 SPSS 23.0이 사용되었다.

4. 연구결과

4.1 자기조절학습 관련 특성에 기반한 온라인 학습 유형 분류

학생들의 자기조절학습 관련 특성을 나타내는 20개의 변인(<표 3>) 기반으로 계층적 군집분석을 시행한 결과, 적절한 군집의 수는 3개로 확인되었다. 이는 덴드로그램에서 군집간의 거리 변화가 최대가 되는 지점을 기준(dendrogram cut)[41]으로 결정되었다. 군집의 구분이 적절하게 이루어졌는지 검증하기 위해 일원배치 분산분석을 수행한 결과, 시간 관리 카테고리의 일부 변인을 제외한 대부분의 변인에 대해 군집간의 유의미한 차이를 확인할

수 있었다(<표 4~7>). 이러한 결과를 바탕으로, 3개의 군집을 자기조절학습 활동 수준에 따라 각각 '고수준 자기조절학습형(군집 1)', '중수준 자기조절학습형(군집 2)', 그리고 '저수준 자기조절학습형(군집 3)' 집단으로 명명하였다.

4.2 온라인 학습 유형에 따른 학습자의 자기조절학습 관련 특성의 차이 분석 결과

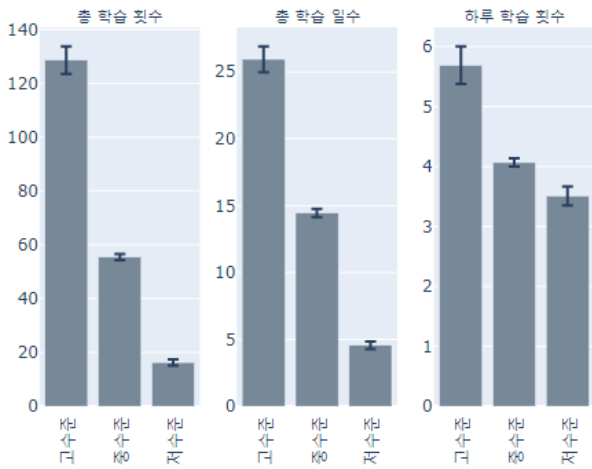
노력조절 카테고리의 자기조절학습 관련 특성 차이를 온라인 학습 유형별로 비교 분석한 결과, 학습 횟수 면에서 3개의 집단이 모두 유의미한 차이를 보임을 확인할 수 있었다(그림 4). 고수준 집단은 다른 모든 집단에 비해 온라인 학습 활동 횟수와 학습 참여한 일자 수가 월등히 많았다. 또한, 이들은 하루 학습 횟수 면에서도 유의미한 차이를 보여, 다른 집단에 비해 보다 자주 LMS에 접속하고 보다 많은 양의 온라인 학습을 수행했다는 점을 알 수 있다(<표 4> 및 [그림 2]).

<표 4> 자기조절학습 활동 수준에 따른 군집별 노력조절 관련 특성 차이

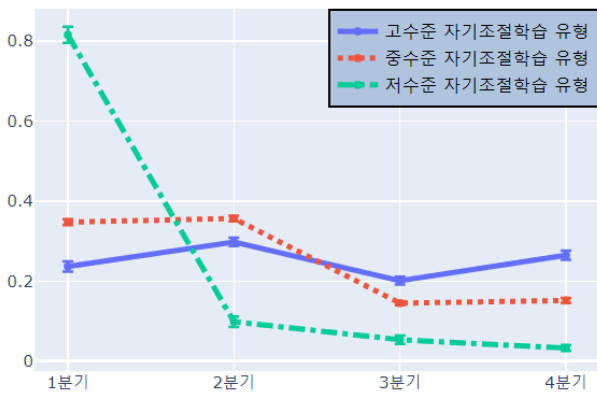
카테고리	변인명	군집 1 (n=113) M (SD)	군집 2 (n=572) M (SD)	군집 3 (n=124) M (SD)	통계량 F(2, 806) 및 사후분석
	총 학습 횟수	128.64 (28.00)	55.46 (54.53)	16.27 (13.27)	392.36*** 군집1 > 2 > 3
	총 학습 일수	25.95 (7.31)	14.45 (10.22)	4.56 (3.12)	251.15*** 군집1 > 2 > 3
	하루 학습 횟수	5.69 (1.61)	4.07 (3.34)	3.51 (1.75)	41.57*** 군집1 > 2 > 3
노력 조절	1분기 학습참여 비율	0.24 (0.18)	0.35 (0.14)	0.82 (0.23)	401.80*** 군집3 > 2 > 1
	2분기 학습참여 비율	0.30 (0.17)	0.36 (0.11)	0.10 (0.15)	134.15*** 군집2 > 1 > 3
	3분기 학습참여 비율	0.20 (0.12)	0.15 (0.11)	0.05 (0.11)	47.83*** 군집1 > 2 > 3
	4분기 학습참여 비율	0.27 (0.15)	0.15 (0.12)	0.03 (0.08)	84.27*** 군집1 > 2 > 3

* : $p < .05$, ** : $p < .01$, *** : $p < .001$

또한, 노력조절 카테고리에서, 12주간의 온라인 과정 수강 중 전체 학습 참여 횟수에 대한 분기별 비율을 비교 분석하였다(그림 5). 그 결과, 고수준 자기조절학습 유형의 학습자는 모든 분기에 걸



[그림 2] 온라인 학습 유형별 학습 횟수 관련 자기조절학습 변인의 비교



[그림 3] 온라인 학습 유형별 각 분기의 학습 참여 비율 비교

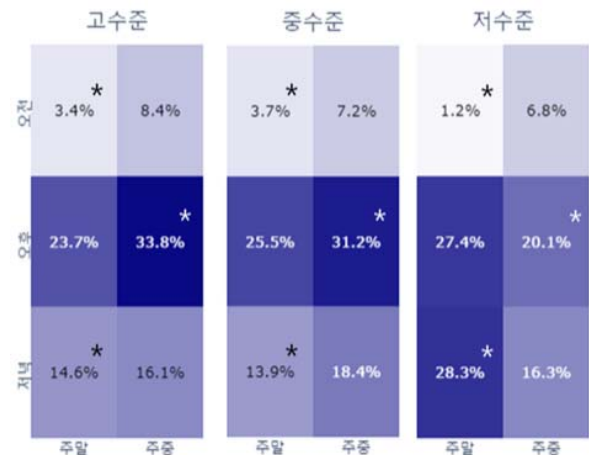
쳐 꾸준히 학습에 참여하는 경향을 보인 반면, 중·저수준 유형의 학습자는 온라인 과정이 진행됨에 따라 점차 학습 참여 수준이 떨어지는 패턴을 보였다. 특히, 저수준 자기조절학습 유형 집단의 경우, 전체 학습 참여량에 대한 분기별 학습 참여 비율이 1분기에만 극심하게 치우치는 특징이 확인되었다 ([그림 3] 및 <표 4>).

다음으로, 시간관리 카테고리의 자기조절학습 관련 특성 차이를 온라인 학습 유형별로 비교 분석하였다. 그 결과, 고·중수준 자기조절학습 유형 학습자의 경우 평일 오전과 주말 오후 시간의 학습 비율이 저수준 자기조절학습 유형 학습자보다 유의미하게 높았던 반면, 저수준 자기조절학습 유형 학습자의 경우 평일 저녁 시간의 학습 비율이 다른

<표 5> 자기조절학습 활동 수준에 따른 군집별 시간관리 관련 특성 차이

카테고리	변인명	군집 1 (n=113) M (SD)	군집 2 (n=572) M (SD)	군집 3 (n=124) M (SD)	통계량 F(2, 806) 및 사후분석
시간관리	주중오전 학습비율	0.03 (0.10)	0.04 (0.05)	0.01 (0.04)	4.61** 군집 1, 2 > 3
	주중오후 학습비율	0.24 (0.24)	0.26 (0.20)	0.27 (0.31)	0.65
	주중저녁 학습비율	0.15 (0.14)	0.14 (0.11)	0.28 (0.29)	37.15*** 군집 3 > 1, 2
	주말오전 학습비율	0.08 (0.10)	0.07 (0.08)	0.07 (0.20)	0.61
	주말오후 학습비율	0.34 (0.20)	0.31 (0.17)	0.20 (0.27)	16.40*** 군집 1, 2 > 3
	주말저녁 학습비율	0.16 (0.19)	0.18 (0.12)	0.16 (0.24)	1.14

* : $p < .05$, ** : $p < .01$, *** : $p < .001$



[그림 4] 온라인 학습 유형별 학습 참여 시간대 특성 비교 (*: 군집 간 유의미한 차이를 보인 학습 시간대)

유형의 학습자보다 유의미하게 높게 나타났다. 나머지 시간대의 경우 유의미한 차이가 발견되지 않았다(<표 5> 및 [그림 4]).

메타인지 카테고리의 비교 분석 결과에서는 고·중수준 자기조절학습 유형의 학습자들이 순차적으로 제시된 온라인 학습 콘텐츠를 상대적으로 덜 건너뛰며 수강한다는 것을 알 수 있었다. 또한, 이들은 저수준 자기조절학습 유형 학습자들보다 유의미하게 많은 수준의 복습, 그리고 반복 학습을 한다는 것이 확인되었다(<표 6> 및 [그림 5]).

<표 6> 자기조절학습 활동 수준에 따른 군집별 메타인지 관련 특성 차이

카테고리	변인명	군집 1 (n=113) M (SD)	군집 2 (n=572) M (SD)	군집 3 (n=124) M (SD)	통계량 F(2, 806) 및 사후분석
메타인지	총 건너뛰기 횟수	2.34 (2.01)	2.73 (1.68)	1.11 (1.47)	37.76*** 군집2 > 1 > 3
	총 복습 횟수	53.18 (12.84)	15.38 (23.55)	2.72 (4.43)	437.69*** 군집1 > 2 > 3
	총 반복학습 횟수	22.11 (6.08)	10.18 (10.67)	3.04 (2.55)	257.38*** 군집1 > 2 > 3
	하루 건너뛰기 횟수	0.13 (0.41)	0.26 (0.18)	0.24 (0.30)	6.58** 군집2, 3 > 1
	하루 복습 횟수	2.39 (0.78)	1.04 (1.52)	0.53 (0.80)	134.07*** 군집1 > 2 > 3
	하루 반복학습 횟수	1.00 (0.37)	0.74 (0.70)	0.70 (0.46)	17.78*** 군집1 > 2, 3

* : $p < .05$, ** : $p < .01$, *** : $p < .001$

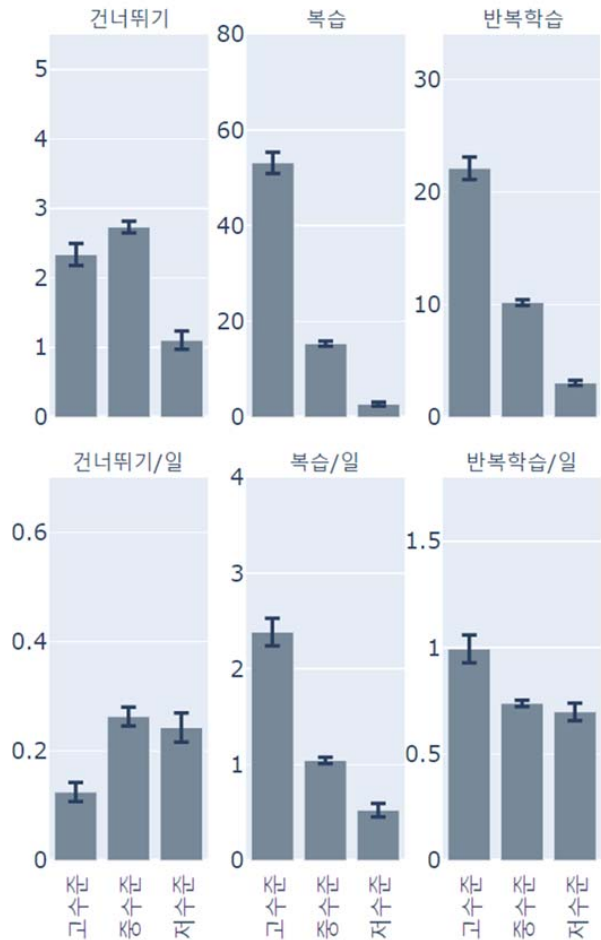
마지막으로 도움 추구 카테고리의 자기조절학습 관련 특성 차이를 온라인 학습 유형별로 비교 분석한 결과, 저수준 자기조절학습 유형의 학습자들이 게시판을 통해 질문한 횟수가 다른 유형의 학습자보다 유의미하게 적음을 확인할 수 있었다(<표 7>).

4.3 온라인 학습 유형에 따른 학습자의 온라인 학업성취도 비교 분석 결과

온라인 학습 유형에 따른 온라인 학업성취도의 차이를 비교 분석한 결과, 고수준의 자기조절학습 유형을 가진 학습자들의 평균이 80.01(SD=34.77)로 가장 높았고, 저수준 유형을 가진 학습자들의 평균이 8.75(SD=13.56)로 가장 낮았다(<표 8>). 사후분석결과, 고수준 자기조절학습 유형이 가장 높은 수준, 중수준 자기조절학습 유형이 중간 수준, 그리고 저수준 자기조절학습 유형이 가장 낮은 수준의 온라인 성취도를 얻은 것으로 확인되었다.

5. 결론 및 제언

소프트웨어 교육은 4차 산업혁명 시대라 일컬어지는 미래 사회를 위한 인재양성에 있어 중요한 교육영역으로 주목받고 있다. 학습자는 소프트웨어 교육을 통해 컴퓨팅 사고력을 기반으로 문제를 파



[그림 5] 온라인 학습 유형별 e-Book 학습 콘텐츠 수강 패턴 비교

<표 7> 자기조절학습 활동 수준에 따른 군집별 도움요청 관련 특성 차이

카테고리	변인명	군집 1 (n=113) M (SD)	군집 2 (n=572) M (SD)	군집 3 (n=124) M (SD)	통계량 F(2, 806) 및 사후분석
도움요청	총 도움 요청 횟수	1.08 (1.63)	0.88 (1.30)	0.21 (0.69)	12.85*** 군집1, 2 > 3

* : $p < .05$, ** : $p < .01$, *** : $p < .001$

<표 8> 온라인 학습 유형에 따른 군집별 온라인 학업성취도 비교 분석 결과

변인명	군집1 (n=113) M (SD)	군집2 (n=572) M (SD)	군집3 (n=124) M (SD)	통계량 F(2, 806) 및 사후분석
온라인 학업성취도	80.01 (34.77)	47.32 (22.38)	8.75 (13.56)	159.17*** 군집1 > 2 > 3

* : $p < .05$, ** : $p < .01$, *** : $p < .001$

악하고 해결 방안을 탐색하며 문제를 해결할 수 있는 능력을 키울 수 있다. 이때, 컴퓨터를 활용한 문제해결 과정에서 학생들은 그 과정을 반성적으로 성찰하는 것이 중요하며[42], 자기조절을 통해 주어진 문제 해결하기 위한 프로그래밍의 구성요소들을 잘 선택해야 한다는 점에서[43], 자기조절학습 능력은 소프트웨어 교육에서 학습자에게 요구되는 중요한 역량으로 인식된다. 또한, 본질적으로 학습자에게 많은 자율성을 부여하는 온라인 학습 환경에서 자기조절학습은 학습의 성패를 좌우하는 핵심 전략이라고 할 수 있다[10][11]. 이에 본 연구에서는 학습자들의 자기조절학습 관련 특성을 기반으로 온라인 소프트웨어 학습 유형을 분석하고, 각 유형에 대한 특징을 조사함으로써 보다 효과적인 온라인 소프트웨어 교육을 제공하기 위한 교육적 시사점을 도출하고자 하였다.

먼저, 연구문제 1과 관련하여 온라인 소프트웨어 교육에서 학습자의 자기조절학습 특성에 따른 온라인 학습 유형은 ‘고수준 자기조절학습형(군집 1)’, ‘중수준 자기조절학습형(군집 2)’, 그리고 ‘저수준 자기조절학습형(군집 3)’으로 분류될 수 있는 것으로 나타났다.

다음으로, 연구문제 2와 관련하여 학습자의 자기조절학습 유형에 따른 온라인 학습 행동 특성을 분석한 결과, 고수준 자기조절학습형(군집 1) 학습자들은 다른 모든 유형의 학습자들에 비해서 보다 적극적이고 집중적으로 온라인 학습활동에 참여했을 뿐만 아니라, 12주 동안 꾸준히 온라인 학습량을 유지하는 특징을 보였다. 중수준 자기조절학습형(군집 2) 학습자들은 1군집 학습자들에 비해 절반 수준의 학습 참여도를 보였으며, 전반기에 비해 후반기 온라인 학습량이 다소 줄어드는 모습을 보였다. 저수준 자기조절학습형(군집 3) 학습자들은 가장 낮은 수준의 학습량을 보였으며, 이마저도 12주 과정 중 초기에만 집중되는 특징을 보였다. 이는 군집 3의 학습자들이 수강을 미루다가 결국에 많은 수의 학습 콘텐츠를 과정이 마칠 때까지 수강하지 못했음을 의미한다.

시간 관리와 관련된 특성면에서, 고수준 자기조절학습형(군집 1)과 중수준 자기조절학습형(군집 2) 학습자들은 주말 오후 시간을 적극적으로 활용하는 반면, 저수준 자기조절학습형(군집 3) 학습자들의

경우 평일 저녁 시간을 더욱 적극적으로 활용하는 특징을 보였다. 수치상 작은 비율이긴 했으나 평일 오전의 1, 2군집 학습자들의 활동 참여 비율이 3군집 학습자들에 비해 유의미하게 높다는 특징도 확인되었다. 본 연구의 온라인 소프트웨어 강좌가 정규 학교 수업이 이루어지는 기간 동안 진행되었다는 점을 감안할 때, 이러한 결과는 1, 2군집 학습자들이 온라인 학습에 참여하기 위해 학교 수업이 없는 주말뿐만 아니라, 수업이 있는 평일 오전 일부를 할애하여 학습에 참여할 수 있도록 시간 관리를 했음을 알 수 있다.

메타인지 관련 특성면에서, 고수준 자기조절학습형(군집 1) 학습자들은 다른 유형의 학습자들보다 복습과 반복 학습 횟수가 많았으며, 제시된 학습 콘텐츠를 건너뛰지 않고 순차적으로 학습하는 특징을 보였다. 반면, 2, 3군집 학습자들은 하루 학습 중 상대적으로 빈번하게 학습 콘텐츠를 뛰어넘으며 수강하고, 복습과 반복 학습 횟수면에서도 1군집 학습자들보다 적은 수치를 보였다. 이는 1군집 학습자들이 자신의 학습 과정 중 부족한 부분을 스스로 파악하고 이를 보충하기 위해 이전의 학습 콘텐츠를 반복적으로 수강했던 것으로 볼 수 있다.

도움 요청 횟수면에서, 고수준 자기조절학습형(군집 1)과 중수준 자기조절학습형(군집 2) 학습자들은 저수준 자기조절학습형(군집 3) 학습자들에 비해 보다 여러 차례 질문을 한 것으로 나타났다. 이는 1, 2군집 학습자들이 학습 과정에서 겪는 어려움 해결하고자 보다 적극적으로 도움을 구했다는 것을 의미한다.

마지막으로, 연구문제 3과 관련하여 군집별 온라인 학업성취도 차이를 분석한 결과, 고수준 자기조절학습형(군집 1)이 가장 높은 학업성취도를, 저수준 자기조절학습형(군집 3) 가장 낮은 학업성취도를 보였으며, 세 군집 사이의 학업성취도는 모두 유의미한 차이가 있음을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 온라인 학습 및 온라인 소프트웨어 학습에서 자기조절학습 능력이 학습성과를 긍정적으로 예측한다는 선행연구들과 일관된 결과를 보여준다 [12][17][23][44]. 특히, 본 연구에서는 LMS 데이터를 활용함으로써, 자기조절학습 능력 수준에 따른 학습자들이 가진 학습패턴의 차이를 구체적이고 객관적으로 파악할 수 있었다. 예를 들어 높은 수준

의 자기조절학습 패턴을 보여준 군집의 학습자들은 활동 참여량이 많을 뿐만 아니라, 12주 과정 전반에 걸쳐 매우 꾸준히 학습에 참여하는 특징을 보였다. 또한, 이들은 정규 학교 수업이 없는 주말 시간을 잘 활용하며, 복습과 반복 학습 횟수도 많았고, 도움 요청 횟수도 상대적으로 많았다. 이러한 구체적인 학습패턴의 차이는, 온라인 학습 과정에서 낮은 수준의 자기조절학습 능력을 갖춘 학습자를 파악하기 위해 면밀하게 관찰할 필요가 있는 중요한 온라인 학습 행동이 무엇인지 알려주는 지표로 활용할 수 있을 것이다. 이는 실제 학습이 이루어지는 맥락에서 학습자의 자기조절학습 행동 특성을 바탕으로 구체적인 학습패턴을 파악하고, 이를 바탕으로 학습자의 자기조절 행동을 지원할 수 있는 실제적인 운영상의 시사점을 도출할 수 있다는 점에서 의미가 있다.

이와 같은 결과를 바탕으로 더욱 효과적인 온라인 소프트웨어 교육이 운영되기 위한 시사점을 제시하면 다음과 같다.

첫째, 온라인 소프트웨어 교육이 운영되는 시스템에 축적된 LMS 데이터를 적극적으로 활용하여 학습자의 자기조절학습 유형을 파악할 필요가 있다. 선행연구에서도 온라인 학습패턴으로부터 파악된 학습자의 자기조절학습 특성이 자기보고식 설문만큼이나 유용하게 활용될 수 있음을 보고하고 있다[17]. 본 연구의 결과 또한 온라인 학습 데이터로부터 파악한 학습자의 자기조절학습 관련 특성의 차이가 실제 온라인 성취도의 차이와 관계가 있음을 보여주었다. 학습 데이터를 활용하여 학습자의 특징을 파악하는 접근은 학습을 방해하지 않을 뿐만 아니라, 학습 과정 중에 일어나는 구체적이고 상세한 학습 행동 특성을 효율적으로 파악할 수 있다는 장점을 갖고 있다. 이러한 접근을 취함으로써 자기조절학습 능력이 부족해 보이는 학습자를 조기에 탐지하고, 그들에게 별도의 지원을 제공하게 된다면 보다 효과적인 온라인 소프트웨어 교육과정을 운영할 수 있을 것이다.

둘째, 온라인 소프트웨어 교육에 참여하는 학습자들의 자기조절학습 유형에 차별화된 교수학습 지원 전략이 요구된다. 본 연구를 통해 파악된 자기조절학습 유형별 학습패턴의 차이를 참고한다면 구체적인 교수학습 지원 전략을 마련할 수 있을 것이

다. 예를 들어, 저수준 자기조절 학습자들이 과정 초기의 학습으로만 그치지 않도록 연속 출석에 대해 배지와 같은 보상을 제공한다거나, 접속 시 수강할 콘텐츠의 수를 사전에 목표로 설정하여 이를 달성하도록 유도하는 것과 같은 전략을 활용할 수 있을 것이다. 또한, 학습자들의 도움 요청에 빠르게 응답하기 위해 주말 오후 시간 튜터의 활동을 독려하는 것과 같은 보다 직접적인 지원 전략도 마련될 수 있을 것이다. 이러한 맞춤형 교수학습 지원 전략은 학습자들의 자기조절학습 능력을 신장시킴으로써 온라인 소프트웨어 교육의 전반적인 효과를 증진시키는 역할을 할 수 있을 것이다.

마지막으로, 온라인 소프트웨어 교육을 운영하는 시스템의 적응적인 요소를 강화할 필요가 있다. 즉, 시스템상에 축적된 LMS 데이터를 실시간으로 분석하여 학습자들의 자기조절학습 유형을 파악하고, 파악된 유형에 따라 맞춤형 학습지원을 제공하는 적응적 교수학습 지원시스템의 구현이 가능할 것이다. 예를 들어 수강해야 할 학습 콘텐츠가 많이 남아있는 저수준 자기조절 학습자에게는 수강을 지속하기 위한 부담을 줄이기 위해 새롭게 제시되는 콘텐츠의 수를 줄인다거나, 수강하지 않고 건너뛴 학습 콘텐츠를 다음 수강 목록 상단에 위치시키는 것과 같은 적응적 학습지원을 제공할 수 있을 것이다. 이처럼 온라인 학습 환경을 학습자의 자기조절학습 관련 특성에 맞춰 유연하게 변화시킴으로써 온라인 학습 과정의 질을 개선할 수 있을 것이라 기대할 수 있다.

본 연구는 온라인 소프트웨어 교육 학습자들의 자기조절학습 유형을 분류하고, 각 유형별 학습활동 참여 패턴을 분석하여 효과적인 온라인 소프트웨어 교육 운영을 위한 시사점을 도출하고자 하였다. 하지만, 본 연구에 참여한 학습자는 온라인 소프트웨어 교육에 흥미와 재능을 가지고 자발적으로 참여했다는 점에서 연구의 결과를 모든 온라인 소프트웨어 교육환경에까지 일반화시켜 해석하는 데에는 무리가 따를 수 있다. 추후, 의무적으로 소프트웨어 교육과정에 참여하는 학습자를 대상으로 그들의 온라인 소프트웨어 학습유형을 분석해 봄으로써, 본 연구의 결과를 더욱 일반화시키거나 차별화된 연구 결과를 얻을 필요가 있다. 또한, 본 연구에서는 학습 과정과 학업성취도에 영향을 미칠 수

있는 선수학습 여부, 사전지식 수준, 학습 동기와 같은 변인을 고려하지 않았으므로, 이를 감안하여 본 연구의 결과를 해석할 필요가 있다. 추후 이러한 변인을 함께 고려해본다면 이들 변인과 온라인 학습 과정 및 결과 사이의 관계를 파악할 수 있을 것이라 기대한다. 아울러, 본 연구는 온라인 학습 환경에서 이루어지는 소프트웨어 교육 학습자들만을 대상으로 했다는 특수성을 갖고 있다. 그러므로 면대면 학습 환경에서 이루어지는 소프트웨어 교육 과정에서의 학습유형에 관한 비교 연구를 통해, 학습 환경의 차이에 따른 소프트웨어 학습자의 자기조절학습 특성을 파악해볼 수 있을 것이다. 마지막으로, 추후 연구에서는 본 연구에서 제안한 자기조절학습 유형에 따른 차별화된 적응적 학습지원 방안의 효과를 탐색하는 실증연구가 필요하다. 이를 통해 어떠한 학습지원 요소가 어떤 효과를 가지는지 그 관계를 면밀히 확인할 필요가 있다. 본 연구를 통해 발전된 학습 환경에서 객관적 데이터를 활용하여 소프트웨어 학습자의 활동 특성을 파악하고, 이를 바탕으로 효과적인 온라인 소프트웨어 교육과정을 운영하는데 기여하길 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] 교육부 (2015). **실과(기술·가정)/정보과 교육과정**.
- [2] 교육부·과학기술정보통신부 (2016). **소프트웨어 교육 활성화 기본계획**.
- [3] 과학기술정보통신부(2019). **2019년도 소프트웨어 영재학급 선정 지원**. 2019.3. 21. 보도자료
- [4] EBS(2019). EBS SW 소개. Retrieved from <https://www.ebssw.kr>.
- [5] 정현철·최연구·김상균·한기순·안동근·채유정·곽영순·류춘렬·백민정·이성혜·이영주·류지영·조석희(2018). **4차 산업혁명시대, 과학영재 어떻게 육성할 것인가**. 학지사.
- [6] Huang, T., Shu, Y., Chang, S., Huang, Y., Lee, S., Huang, Y., & Liu, C. (2014). Developing a self-regulated oriented online programming teaching and learning system. *2014 IEEE International Conference on Teaching, Assessment and Learning for Engineering (TALE)*, Wellington, 2014, 115-120.
- [7] Xia, B. S. & Liitiäinen, E. (2017). Student performance in computing education: an empirical analysis of online learning in programming education environments. *European Journal of Engineering Education*, 42(6), 1025-1037.
- [8] Robinson, P. & Carroll, J. (2017). An online learning platform for teaching, learning, and assessment of programming. *2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, Athens, 2017, 547-556.
- [9] 성은모·진성희·유미나(2016). 학습분석학 관점에서 학습자의 자기주도학습 지원을 위한 학습 데이터 탐색 연구. **교육공학연구**, 32(3), 487-533.
- [10] Azevedo, R. (2005). Using hypermedia as a metacognitive tool for enhancing student learning? The role of self-regulated learning. *Educational Psychologist*, 40(4), 199-209.
- [11] Cho, M. H., & Shen, D. (2013). Self-regulation in online learning. *Distance Education*, 34(3), 290-301.
- [12] You, J. W. (2016). Identifying significant indicators using lms data to predict course achievement in online learning. *Internet and Higher Education*, 29, 23-30.
- [13] Klingsieck, K.B., Fries, S., Horz, C., & Hofer, M. (2012). Procrastination in a distance university setting. *Distance Education*, 33(3), 295-310.
- [14] Tsai, C. W., Shen, P. D., & Fan, Y. T. (2013). Research trends in self-regulated learning research in online learning environments: A review of studies published in selected journals from 2003 to 2012. *British Journal of Educational Technology*, 44(5), 107-110.
- [15] Wong, J., Baars, M., Davis, D., Van der Zee, T., Houben, GJ., & Paas, F. (2017).

- Supporting self-regulated learning in online learning environments and MOOCs: A systematic review. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(4-5), 356-373.
- [16] Broadbent, J., & Poon, W. L. (2015). Self-regulated learning strategies & academic achievement in online higher education learning environments: A systematic review. *The Internet and Higher Education*, 27, 1-13
- [17] Cho, M. & You, J. S. (2017). Exploring online students' self-regulated learning with self-reported surveys and log files: a data mining approach. *Interactive Learning Environment*, 25(8), 970-982.
- [18] Zimmerman, B. J., & Schunk, D. H. (2011). Self-regulated learning and performance: An introduction and an overview. In B. J. Zimmerman & D. H. Schunk (Eds.), *Handbook of self-regulation of learning and performance* (pp. 1-12). New York, NY: Routledge.
- [19] Pintrich, P.R. & De Groot E. (1990). Motivational and self-regulated learning components of classroom academic performance. *Journal of Educational Psychology*, 82(1), 33-50.
- [20] Zimmerman, B. J. (1990). Self-regulated learning and academic achievement: An Overview. *Educational Psychologist*, 25(1), 3-17.
- [21] Pintrich, P.R., & Zusho, A. (2002). The development of academic self-regulation: The role of cognitive and motivational factors. In A. Wigfield, & J.S. Eccles (Eds.), *Development of achievement motivation* (pp. 249-284). San Diego, CA: Academic.
- [22] Zimmerman, B., & Martinez-Pons, M. (1988). Construct validation of a strategy model of student self-regulated learning. *Journal of Educational Psychology*, 80, 284-290.
- [23] Artino, A. R. (2008). Motivational beliefs and perceptions of instructional quality: Predicting satisfaction with online training. *Journal of Computer Assisted Learning*, 24, 260-270.
- [24] Lehmann, T., Hähnlein, I., & Ifenthaler, D. (2014). Cognitive, metacognitive and motivational perspectives on prelection in self-regulated online learning. *Computers in Human Behavior*, 32, 313-323.
- [25] Wang, C. H., Shannon, D., & Ross, M. (2013). Students' characteristics, self-regulated learning, technology self-efficacy, and course outcomes in online learning. *Distance Education*, 34(3), 302-323.
- [26] You, J. W. (2015). Examining the effect of academic procrastination on achievement using LMS data in e-learning. *Educational Technology & Society*, 18(3), 124-134
- [27] Hew, K. F., & Cheung, W. S. (2014). Students' and instructors' use of massive open online courses (MOOCs): Motivations and challenges. *Educational Research Review*, 12, 45-58.
- [28] Lee, Y., & Choi, J. (2011). A review of online course dropout research: Implications for practice and future research. *Educational Technology Research and Development*, 59, 593-618.
- [29] Barnard, L., Lan, W. Y., To, Y. M., Paton, V. O., & Lai, S. L. (2009). Measuring self-regulation in online and blended learning environments. *Internet and Higher Education*, 12(1), 1-6.
- [30] Smith, V. C., Lange, A., & Huston, D. R. (2012). Predictive modeling to forecast student outcomes and drive effective interventions in online community college courses. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 16(3), 51-61.

- [31] Brooks, C., Erickson, G., Greer, J., & Gutwin, C. (2014). Modelling and quantifying the behaviours of students in lecture capture environments. *Computers & Education, 75*, 282-292.
- [32] Minaei-Bidgoli, B., Kashy, D.A., Kortemeyer G., & Punch, W.F., (2003). Predicting Student Performance: An Application of Data Mining Methods with an educational Web-based System. (*IEEE/ASEE FIE 2003 Frontier In Education*, Nov. 2003 Boulder, Colorado.
- [33] 노일경 · 이성혜 (2016). 재직 학습자의 원격고 등교육과정에서의 학습활동 특성 및 학업성취 연양 변인 분석: 학습분석을 적용하여. *평생학습사회, 12*(4), 53-78.
- [34] 나일주 · 임철일 · 조영환 (2015). **학습분석 모델 및 확장 방안 연구 보고서**. 창조 경제 비 타민 L 프로젝트 위탁연구. 서울특별시교육 청, 서울대학교.
- [35] 조일현 · 김윤미 (2013). 이러닝에서 학습자의 시간관리 전략이 학업성취도에 미치는 영향: 학습분석학적 접근. *교육정보미디어연구, 19*(1), 83-107.31
- [36] Macfadyen, L. & Dawson, S. P. (2012). Numbers are not enough. why e-learning analytics failed to inform an institutional strategic plan. *Educational Technology & Society, 15*(3), 149-163.
- [37] Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., & Franklin, J. (2005). The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. *The Mathematical Intelligencer, 27*(2), 83-85.
- [38] James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning*. New York:Springer.
- [39] Hair, J. F., & Black, W. C. (2000). Cluster analysis. In L. G. Grim & P. R. Yarnold (Eds.), *Reading and Understanding More Multivariate Statistics*. (pp. 147-205). Washington, DC: Psychological Association.
- [40] Ward, J. H. (1968). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association, 58*, 236-244.
- [41] Langfelder, P., Zhang, B., & Horvath, S. (2007). Defining clusters from a hierarchical cluster tree: the Dynamic Tree Cut package for R. *Bioinformatics, 24*(5), 719-720.
- [42] 김갑수 · 이미숙(2005). 컴퓨터 기능 교육에서 초인지를 이용한 협력적 성찰 수업모형의 개발 및 적용. *정보교육학회논문지, 9*(2), 339-348.
- [43] 김갑수 (2009). 초등학생들을 위한 프로그래밍 언어 교육 방법론. *한국초등교육, 19*(2), 135-152.
- [44] 성은모 · 채유정 · 이성혜 (2019). 온라인 소프트웨어 교육 학습자들의 자기주도학습 유형 분류 및 특징 분석. *한국컴퓨터교육학회 논문지, 22*(1), 31-46.



한 정 운

2006 부산교육대학교
수학교육과(교육학석사)
2013 부산교육대학교
컴퓨터교육과(교육학석사)

2019 서울대학교 융합과학기술대학원(공학박사)

2019~현재 서울대학교 스마트 휴머니티 융합
사업단 박사후연구원

관심분야: 소프트웨어교육, 머신러닝, 인공지능,
학습분석, 교육데이터, CSCL

E-Mail: hanjy@snu.ac.kr



이 성 혜

1998 충북대학교
컴퓨터교육과(이학사)
2001 서울대학교
교육학과(교육학석사)

2013 시라큐스대학교 교육공학과(철학박사)

2103~현재 KAIST 과학영재교육연구원 연구교수

관심분야: SW교육, SW영재교육, 온라인교육, 학습
분석, 교수설계

E-Mail: slee45@kaist.ac.kr